

This Page Is Inserted by IFW Operations
and is not a part of the Official Record

BEST AVAILABLE IMAGES

Defective images within this document are accurate representations of the original documents submitted by the applicant.

Defects in the images may include (but are not limited to):

- BLACK BORDERS
- TEXT CUT OFF AT TOP, BOTTOM OR SIDES
- FADED TEXT
- ILLEGIBLE TEXT
- SKEWED/SLANTED IMAGES
- COLORED PHOTOS
- BLACK OR VERY BLACK AND WHITE DARK PHOTOS
- GRAY SCALE DOCUMENTS

IMAGES ARE BEST AVAILABLE COPY.

**As rescanning documents *will not* correct images,
please do not report the images to the
Image Problem Mailbox.**

(19) Weltorganisation für geistiges Eigentum
Internationales Büro



(43) Internationales Veröffentlichungsdatum
20. September 2001 (20.09.2001)

PCT

(10) Internationale Veröffentlichungsnummer
WO 01/69566 A1

(51) Internationale Patentklassifikation⁷: G08B 29/26, 17/12

(71) Anmelder (für alle Bestimmungsstaaten mit Ausnahme von US): SIEMENS BUILDING TECHNOLOGIES AG [CH/CH]; Bellerivestrasse 36, CH-8034 Zürich (CH).

(21) Internationales Aktenzeichen: PCT/CH01/00136

(22) Internationales Anmeldedatum:
6. März 2001 (06.03.2001)

(72) Erfinder; und

(75) Erfinder/Anmelder (nur für US): THUILLARD, Marc, Pierre [CH/CH]; Oeltrottenstrasse 5, CH-8707 Uetikon am See (CH).

(25) Einreichungssprache: Deutsch

(26) Veröffentlichungssprache: Deutsch

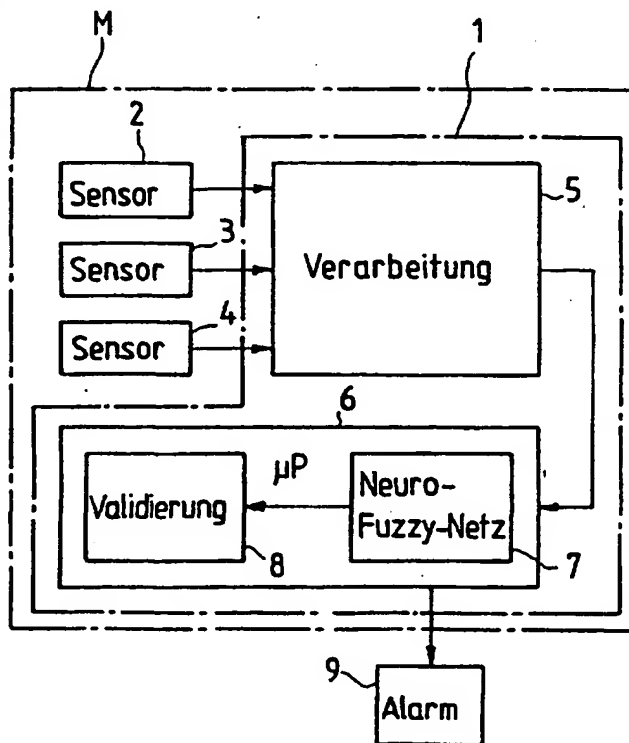
(74) Gemeinsamer Vertreter: SIEMENS BUILDING TECHNOLOGIES AG; Cerberus Division, Alte Landstrasse 411, CH-8708 Männedorf (CH).

(30) Angaben zur Priorität:
00105438.6 15. März 2000 (15.03.2000) EP

[Fortsetzung auf der nächsten Seite]

(54) Title: METHOD FOR THE PROCESSING OF A SIGNAL FROM AN ALARM AND ALARMS WITH MEANS FOR CARRYING OUT SAID METHOD

(54) Bezeichnung: VERFAHREN ZUR VERARBEITUNG DER SIGNALE EINES GEFAHRENMELDERS UND GEFAHRENMELDER MIT MITTELN ZUR DURCHFÜHRUNG DES VERFAHRENS



(57) Abstract: The signals from an alarm, comprising at least one sensor (2, 3, 4), for monitoring characteristic hazard values and an analytical electronic unit (1), connected to the at least one sensor (2, 3, 4), are compared with pre-set parameters. Furthermore, the signals are analysed for repeated or regular occurrence and repeated, or regularly occurring alarm signals are classed as error signals. The classification of signals as error signals gives rise to a corresponding adjustment of the parameter. When an error signal arises, before the parameter is adjusted, the validity of the signal analysis for the at least one sensor (2, 3, 4) is checked and the parameter adjustment is carried out, depending upon the result of said validity check. An alarm with the means for carrying out said method comprises at least one sensor (2, 3, 4), for a characteristic hazard value and an electronic analysis unit (1), containing a microprocessor (6), for the evaluation and analysis of the signal from the at least one sensor (2, 3, 4). The microprocessor (6) has a software programme with an adaptive algorithm based on multiple solutions for the analysis of the signals from the at least one sensor (2, 3, 4).

[Fortsetzung auf der nächsten Seite]

WO 01/69566 A1



(81) **Bestimmungsstaaten** (*national*): AU, CN, CZ, HU, IN, JP, KR, NO, PL, US.

Zur Erklärung der Zweibuchstaben-Codes, und der anderen Abkürzungen wird auf die Erklärungen ("Guidance Notes on Codes and Abbreviations") am Anfang jeder regulären Ausgabe der PCT-Gazette verwiesen.

Veröffentlicht:

— mit internationalem Recherchenbericht

(57) **Zusammenfassung:** Die Signale eines Gefahrenmelders, welcher mindestens einen Sensor (2, 3, 4) zur Überwachung von Gefahrenkenngrößen und eine dem mindestens einen Sensor (2, 3, 4) zugeordnete Auswerteelektronik (1) aufweist, werden mit vorgegebenen Parametern verglichen. Ausserdem werden die Signale daraufhin analysiert, ob sie vermehrt oder regelmässig auftreten, und vermehrt oder regelmässig auftretende Signale werden als Störsignale klassiert. Die Klassierung von Signalen als Störsignale löst eine entsprechende Anpassung der Parameter aus. Beim Auftreten von Störsignalen wird vor der Anpassung der Parameter das Ergebnis der Analyse der Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4) auf seine Gültigkeit überprüft, und die Anpassung der Parameter erfolgt in Abhängigkeit vom Ergebnis dieser Gültigkeitsprüfung. Ein Gefahrenmelder mit Mitteln zur Durchführung dieses Verfahrens enthält mindestens einen Sensor (2, 3, 4) für eine Gefahrenkenngrösse und eine einen Mikroprozessor (6) enthaltende Auswerteelektronik (1) zur Auswertung und Analyse der Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4). Der Mikroprozessor (6) enthält ein Software-Programm mit einem auf Mehrfachauflösung beruhenden Lernalgorithmus für die Analyse der Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4).

Verfahren zur Verarbeitung der Signale eines Gefahrenmelders und Gefahrenmelder mit Mitteln zur Durchführung des Verfahrens

Beschreibung

Die vorliegende Erfindung betrifft ein Verfahren zur Verarbeitung der Signale eines Gefahrenmelders, welcher mindestens einen Sensor zur Überwachung von Gefahrenkenngrößen und eine dem mindestens einen Sensor zugeordnete Auswerteelektronik aufweist, wobei die Überwachung der Gefahrenkenngrößen durch Vergleich der Signale des mindestens einen Sensors mit vorgegebenen Parametern mittels erfolgt. Der Gefahrenmelder kann beispielsweise ein Rauchmelder, ein Flammenmelder, ein Passiv-Infrarotmelder, ein Mikrowellenmelder, ein Dualmelder (Passiv-Infrarot- + Mikrowellensensor), oder ein Geräuschmelder sein.

Heutige Gefahrenmelder haben bezüglich der Detektion von Gefahrenkenngrößen eine solche Empfindlichkeit erreicht, dass das Hauptproblem nicht mehr darin besteht, eine Gefahrenkenngrösse möglichst frühzeitig zu detektieren, sondern darin, Störsignale von echten Gefahrensignalen sicher zu unterscheiden und dadurch Fehlalarme zu vermeiden. Die Unterscheidung zwischen Gefahren- und Störsignalen erfolgt dabei im wesentlichen durch die Verwendung mehrerer verschiedener Sensoren und Korrelation von deren Signalen oder durch die Analyse verschiedener Merkmale der Signale eines einzigen Sensors und/oder durch eine entsprechende Signalverarbeitung, wobei in jüngster Zeit durch die Verwendung von Fuzzy-Logik schon eine wesentliche Verbesserung der Störsicherheit erreicht worden ist.

Die Fuzzy-Logik ist allgemein bekannt. In bezug auf die Auswertung der Signale von Gefahrenmeldern ist hervorzuheben, dass Signalwerte sogenannten Fuzzy sets, oder unscharfen Mengen, gemäss einer Zugehörigkeitsfunktion zugeteilt werden, wobei der Wert der Zugehörigkeitsfunktion, oder der Grad der Zugehörigkeit zu einer unscharfen Menge, zwischen null und eins beträgt. Wichtig dabei ist, dass die Zugehörigkeitsfunktion normalisierbar sind, d.h. die Summe aller Werte der Zugehörigkeitsfunktion gleich eins ist, wodurch die Fuzzy-Logik-Auswertung eine eindeutige Interpretation des Signals erlaubt.

Durch die vorliegende Erfindung soll nun ein Verfahren der eingangs genannten Art zur Verarbeitung der Signale eines Gefahrenmelders angegeben werden, das bezüglich Störuneempfindlichkeit und Störsicherheit weiter verbessert ist.

Das erfindungsgemässe Verfahren ist dadurch gekennzeichnet, dass die Signale des mindestens einen Sensors daraufhin analysiert werden, ob sie vermehrt oder regelmässig auftreten, und dass vermehrt oder regelmässig auftretende Signale als Störsignale klassiert werden.

Eine erste bevorzugte Weiterbildung des erfindungsgemässen Verfahrens ist dadurch gekennzeichnet, dass die Klassierung von Signalen als Störsignale eine entsprechende Anpassung der Parameter auslöst.

Das erfindungsgemässe Verfahren beruht auf der neuen Erkenntnis, dass beispielsweise ein Brandmelder zwischen zwei Revisionen oder zwei Stromausfällen nie mehr als einige wenige echte Brände "sieht", und dass vermehrt oder regelmässig auftretende Signale auf das Vorhandensein von Störquellen hindeuten. Die durch die Störquellen verursachten Störsignale werden als solche erkannt und die Melderparameter werden entsprechend angepasst. Auf diese Weise sind die nach dem erfindungsgemässen Verfahren betriebenen Melder lernfähig und können zwischen echten Gefahrensignalen und Störsignalen besser unterscheiden.

Eine zweite bevorzugte Weiterbildung des erfindungsgemässen Verfahrens ist dadurch gekennzeichnet, dass beim Auftreten von Störsignalen vor der Anpassung der Parameter das Ergebnis der Analyse der Signale des mindestens einen Sensors auf seine Gültigkeit überprüft wird, und dass die Anpassung der Parameter in Abhängigkeit vom Ergebnis dieser Gültigkeitsprüfung erfolgt.

Eine dritte bevorzugte Weiterbildung ist dadurch gekennzeichnet, dass die Gültigkeitsprüfung mittels Methoden erfolgt, welche auf Mehrfachauflösung beruhen.

Eine vierte bevorzugte Weiterbildung des erfindungsgemässen Verfahrens ist dadurch gekennzeichnet, dass für die Gültigkeitsprüfung Wavelets, vorzugsweise „biorthogonal“ oder „second generation“ wavelets oder „lifting scheme“ verwendet werden.

Die Wavelet-Transformation ist eine Transformation oder Abbildung eines Signals vom Zeitbereich in den Frequenzbereich (siehe dazu beispielsweise "The Fast Wavelet-Transform" von Mac A. Cody in Dr. Dobb's Journal, April 1992); sie ist also grundsätzlich der Fourier-Transformation und Fast-Fourier-Transformation ähnlich. Sie unterscheidet sich von diesen aber durch die Basisfunktion der Transformation, nach der das Signal entwickelt wird. Bei einer Fourier-Transformation wird eine Sinus- und Cosinus-Funktion verwendet, die im Frequenzbereich scharf lokalisiert und im Zeitbereich unbestimmt ist. Bei einer Wavelet-Transformation wird ein sogenanntes Wavelet oder Wellenpaket verwendet. Hiervon gibt es verschiedene Typen wie zum Beispiel ein Gauss-, Spline- oder Haar-Wavelet, die jeweils durch zwei Parameter beliebig im Zeitbereich verschoben und im Frequenzbereich gedehnt oder komprimiert werden können. In jüngster Zeit wurden neue Wavelet-Methoden vorgestellt, die oft als „second generation“ bezeichnet werden. Solche Wavelets sind mit den sogenannten „lifting-scheme“ (Sweldens) konstruiert.

Es resultiert eine Reihe von Approximationen des ursprünglichen Signals, wovon jede eine größere Auflösung besitzt als die vorhergehende. Die Anzahl Operationen, die für die Transformation erforderlich sind, ist jeweils proportional zur Länge des ursprünglichen Signals, während bei der Fourier-Transformation diese Anzahl überproportional zur Signallänge ist. Die schnelle Wavelet-Transformation kann auch invers durchgeführt werden, indem das ursprüngliche Signal aus den approximierten Werten und Koeffizienten für die Rekonstruktion wiederhergestellt wird. Der Algorithmus für die Zerlegung und Rekonstruktion des Signals und eine Tabelle der Koeffizienten der Zerlegung und Rekonstruktion sind am Beispiel für ein Spline Wavelet in "An Introduction to Wavelets" von Charles K. Chui (Academic Press, San Diego, 1992) angegeben. Siehe zu diesem Thema auch „A Wavelet Tour of Signal Processing“ von S. Mallat (Academic Press, 1998).

Eine weitere bevorzugte Weiterbildung des erfindungsgemässen Verfahrens ist dadurch gekennzeichnet, dass die Erwartungswerte für die Approximations- oder die Approximations- und Detailkoeffizienten der Wavelets bestimmt und bei verschiedenen Auflösungen verglichen werden. Vorzugsweise erfolgt die Bestimmung der genannten Koeffizienten in einem Schätzer oder mittels eines neuronalen Netzes.

Die Erfindung betrifft weiter einen Gefahrenmelder mit Mitteln zur Durchführung des genannten Verfahrens, mit mindestens einem Sensor für eine Gefahrenkenngrosse und mit einer einen Mikroprozessor enthaltenden Auswerteelektronik zur Auswertung und Analyse der Signale des mindestens einen Sensors.

Der erfindungsgemässe Gefahrenmelder ist dadurch gekennzeichnet, dass der Mikroprozessor ein Software-Programm mit einem auf Mehrfachauflösung beruhenden Lernalgorithmus für die Analyse der Signale des mindestens einen Sensors enthält.

Eine erste bevorzugte Ausführungsform des erfindungsgemässen Gefahrenmelders ist dadurch gekennzeichnet, dass durch den Lernalgorithmus einerseits eine Analyse der genannten Sensorsignale auf deren wiederholtes oder regelmässiges Auftreten und andererseits eine Gültigkeitsprüfung des Ergebnisses der Analyse erfolgt, und dass der Lernalgorithmus für die Gültigkeitsprüfung Wavelets, vorzugsweise „biorthogonal“ oder „second generation“ wavelets, verwendet.

Eine zweite bevorzugte Ausführungsform des erfindungsgemässen Gefahrenmelders ist dadurch gekennzeichnet, dass der Lernalgorithmus Neuro-Fuzzy-Methoden verwendet.

Eine dritte bevorzugte Ausführungsform des erfindungsgemässen Gefahrenmelders ist dadurch gekennzeichnet, dass der Lernalgorithmus die beiden Gleichungen

$$f_m(x) = \sum \hat{c}_{m,n} \cdot \varphi_{m,n}(x) \quad (\Sigma \text{ über alle } n) \quad \text{und} \\ \hat{c}_{m,n}(k) = \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \cdot y_i / \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \quad (\Sigma \text{ über alle } i = 1 \text{ bis } k)$$

enthält, in denen $\varphi_{m,n}$ Wavelet Skalierfunktionen, $\hat{c}_{m,n}$ Approximations-Koeffizienten und y_k den k -ten Eingangspunkt des neuronalen Netzes bezeichnet, und $\tilde{\varphi}_{m,n}$ die duale Funktion (dual function, Definition siehe S. Mallat) von $\varphi_{m,n}$ ist.

Im folgenden wird die Erfindung anhand von Ausführungsbeispielen und der Zeichnungen näher erläutert; es zeigt:

- Fig. 1 ein Diagramm zur Funktionserläuterung.
- Fig. 2 ein Blockschema eines mit Mitteln zur Durchführung des erfindungsgemässen Verfahrens ausgerüsteten Gefahrenmelders,
- Fig. 3a, 3b zwei Varianten eines Details des Gefahrenmelders von Fig. 2; und
- Fig. 4 eine weitere Variante eines Details des Gefahrenmelders von Fig. 3.

Durch das erfindungsgemässe Verfahren werden die Signale eines Gefahrenmelders so verarbeitet, dass typische Störsignale erfasst und charakterisiert werden. Wenn in der vorliegenden Beschreibung vorwiegend von Brandmeldern die Rede ist, bedeutet das nicht, dass das erfindungsgemässe Verfahren auf Brandmelder beschränkt ist. Das Verfahren ist vielmehr für Gefahrenmelder aller Art geeignet, insbesondere auch für Einbruch- und Bewegungsmelder.

Die erwähnten Störsignale werden mit einer einfachen und zuverlässigen Methode analysiert. Ein wichtiges Merkmal dieser Methode besteht darin, dass die Störsignale nicht nur erfasst und charakterisiert werden, sondern dass das Ergebnis der Analyse überprüft wird. Dazu wird Wavelet-Theorie und Mehrfachauflösungs-Analyse (multiresolution analysis) verwendet. Je nach dem Ergebnis der Überprüfung werden die Parameter des Melders oder die Algorithmen angepasst. Das bedeutet, dass bei-spielsweise die Empfindlichkeit verringert oder dass gewisse automatische Umschaltungen zwischen verschiedenen Parametersätzen verriegelt werden.

Letzteres sei an einem Beispiel erläutert: In der europäischen Patentanmeldung 99 122 975.8 ist ein Brandmelder beschrieben, der einen optischen Sensor für Streulicht, einen Temperatursensor und einen Brandgassensor aufweist. Die Auswerteelektronik des Melders enthält einen Fuzzy-Regler, in welchem eine Verknüpfung der Signale der einzelnen Sensoren und eine Diagnose der jeweiligen Brandart erfolgt. Für jede Brandart ist ein spezieller applikationsspezifischer Algorithmus bereitgestellt und anhand der Diagnose auswählbar. Ausserdem enthält der Melder verschiedenen Parametersätze für Personenschutz und Immobilienschutz, zwischen denen im Normalfall eine online-Umschaltung erfolgt. Wenn nun beim Temperatur- und/oder beim Brandgassensor Störsignale diagnostiziert werden, wird die Umschaltung zwischen diesen Parametersätzen verriegelt.

Bei der Verwendung von Fuzzy-Logik besteht eines der zu lösenden Probleme in der Übersetzung des in einer Datenbank gespeicherten Wissens in linguistisch interpretierbare Fuzzy-Regeln. Zu diesem Zweck entwickelte Neurofuzzy-Methoden vermochten nicht zu überzeugen, weil sie teilweise nur sehr schwierig interpretierbare Fuzzy-Regeln liefern. Eine Möglichkeit zur

Gewinnung interpretierbarer Fuzzy-Regeln bieten hingegen sogenannte Mehrfachauflösungs-Techniken. Deren Idee besteht darin, ein Wörterbuch von Zugehörigkeitsfunktionen zu verwenden, welche eine Mehrfachauflösung bilden, und zu bestimmen, welches die für die Beschreibung einer Steuerfläche geeigneten Zugehörigkeitsfunktionen sind.

In Fig. 1 ist ein Diagramm einer solchen Mehrfachauflösung dargestellt. Zeile a zeigt den Verlauf eines Signals, dessen Amplitude sich in den Bereichen klein, mittel und gross bewegt. Entsprechend sind in Zeile b die Zugehörigkeitsfunktionen c1 „ziemlich klein“, c2 „mittel“ und c3 „ziemlich gross“ eingezeichnet. Diese Zugehörigkeitsfunktionen bilden eine Mehrfachauflösung, was bedeutet, dass jede Zugehörigkeitsfunktion in eine Summe von Zugehörigkeitsfunktionen eines höheren Auflösungs-niveaus zerlegt werden kann. Das ergibt die in Zeile c eingetragenen Zugehörigkeitsfunktionen c5 „sehr klein“, c6 „klein bis sehr klein“, c7 „sehr mittel“, c8 „gross bis sehr gross“ und c9 „sehr gross“. Gemäss Zeile d kann also beispielsweise die dreieckige Spline-Funktion c2 in die Summe der übersetzten Dreiecksfunktionen des höheren Niveaus von Zeile c zerlegt werden.

Im Tagaki-Sugeno Modell werden die Fuzzy Regeln nach der Gleichung

$$R_i : \text{wenn } x \text{ ist } A_i \text{ dann } y_i = f_i(x_i) \quad (1)$$

ausgedrückt. Hier sind A_i linguistische Ausdrücke, x ist die linguistische Eingangsvariable und y ist die Ausgangsvariable. Der Wert der linguistischen Eingangsvariablen kann scharf oder unscharf (fuzzy) sein. Wenn beispielsweise x_i eine linguistische Variable für die Temperatur ist, dann kann der Wert \hat{x} eine scharfe Zahl wie „30(°C)“ oder eine unscharfe Grösse wie „ungefähr 25 (°C)“ sein, wobei „ungefähr 25“ selbst ein Fuzzy-Set ist.

Für einen scharfen Eingangswert ist der Ausgangswert des Fuzzy-Systems gegeben durch:

$$\hat{y} = \sum \beta_i f(\hat{x}) / \sum \beta_i \quad (2)$$

wobei der Grad der Erfüllung β_i durch den Ausdruck $\beta_i = \mu_{A_i}(\hat{x})$ gegeben ist, in welchem $\mu_{A_i}(\hat{x})$ die Zugehörigkeitsfunktion zum linguistischen Term A_i bezeichnet. Bei vielen Anwendungen wird eine lineare Funktion genommen: $f(\hat{x}) = a_i^T \cdot \hat{x} + b_i$. Wenn zur Beschreibung des scharfen Ausgangswerts y eine Konstante b_i genommen wird, dann wird das System zu:

$$R_i : \text{wenn } x \text{ ist } A_i \text{ dann } y_i = b_i \quad (3)$$

Wenn Spline-Funktionen N^k genommen werden, beispielsweise als Zugehörigkeitsfunktion $\mu_{A_i}(\hat{x}) = N^k[2^m(\hat{x} - n)]$, dann ist das System von Gleichung (3) äquivalent mit

$$y_i = \sum b_i N^k[2^m(\hat{x} - n)] \quad (4)$$

In diesem speziellen Fall ist der Ausgang y eine lineare Summe von übersetzten und ausgedehnten Splinefunktionen. Und das bedeutet, dass unter Gleichung (4) das Tagaki-Sugeno Modell einem Mehrfachauflösungs-Spline Modell äquivalent ist. Und daraus folgt, dass hier Wavelet-Techniken angewendet werden können.

Fig. 2 zeigt ein Blockschema eines mit einem Neurofuzzy-Lernalgorithmus ausgerüsteten Gefahrenmelders. Der mit dem Bezugszeichen M bezeichnete Melder ist beispielsweise ein Brandmelder und weist drei Sensoren 2 bis 4 für Brandkenngrossen auf. Beispielsweise ist ein optischer Sensor 2 für Streulicht- oder Durchlichtmessung, ein Temperatursensor 3 und ein Brandgas-, beispielsweise ein CO-Sensor 4, vorgesehen. Die Ausgangssignale der Sensoren 2 bis 4 sind einer Verarbeitungsstufe 1 zugeführt, welche geeignete Mittel zur Verarbeitung der Signale, wie zum Beispiel Verstärker aufweist, und gelangen von dieser in einen nachfolgend als μP 6 bezeichneten Mikroprozessor oder Mikrokontroller.

Im μP 6 werden die Sensorsignale sowohl untereinander als auch einzeln mit bestimmten Parametersätzen für die einzelnen Brandkenngrossen verglichen. Selbstverständlich ist die Anzahl der Sensoren nicht auf drei beschränkt. So kann auch nur ein einziger Sensor vorgesehen sein, wobei in diesem Fall aus dem Signal des einen Sensors verschiedene Eigenschaften, beispielsweise der Signalgradient oder die Signalfuktuation, extrahiert und untersucht werden. In den μP 6 sind softwaremässig ein Neuro-Fuzzy-Netz 7 und eine Gültigkeitsprüfung (Validierung) 8 integriert. Wenn das aus dem Neuro-Fuzzy-Netz 7 resultierende Signal als Alarmsignal gewertet wird, wird einer Alarmabgabevorrichtung 9 oder einer Alarmzentrale ein entsprechendes Alarmsignal zugeführt. Sollte die Validierung 8 ergeben, dass wiederholt oder regelmässig Störsignale auftreten, dann werden die im μP 6 gespeicherten Parametersätze entsprechend korrigiert.

Das Neuro-Fuzzy-Netz 7 ist eine Serie neuronaler Netze, welche die symmetrischen Skalierfunktionen $\varphi_{m,n}(x) = \varphi_{m,n}(x) = \varphi[(x-n)2^{-m}]$ als Aktivierungsfunktion verwenden. Die Skalierfunktionen sind derart, dass $\{\varphi_{m,n}(x)\}$ eine Mehrfachauflösung bilden. Jedes neuronale Netz benutzt Aktivierungsfunktionen einer gegebenen Auflösung. Das m-te neuronale Netz optimiert die Koeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ mit $f_m(x)$, dem Ausgang des m-ten neuronalen Netzes.

$$f_m(x) = \sum \hat{c}_{m,n} \cdot \varphi_{m,n}(x) \quad (\sum \text{ über alle } n) \quad (5)$$

Die Koeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ werden mit der folgenden Gleichung berechnet:

$$\hat{c}_{m,n}(k) = \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \cdot y_i / \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \quad (\sum \text{ über alle } i = 1 \text{ bis } k) \quad (6)$$

wobei $y_k(x)$ der k-te Eingangspunkt und $\tilde{\varphi}_{m,n}(x)$ die duale Funktion von $\varphi_{m,n}(x)$ ist. Die beiden Gleichungen (5) und (6) bilden den Hauptalgorithmus des Neuro-Fuzzy-Netzes.

Bei jedem Iterationsschritt werden die Werte der verschiedenen neuronalen Netze kreuzweise überprüft (validiert), wozu eine Eigenschaft der Wavelet-Zerlegung, nämlich diejenige, dass die Approximationskoeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ eines Niveaus m aus den Approximations- und Wavelet-Koeffizienten des Niveaus m-1 durch Verwendung des Rekonstruktions- oder Zerlegungsalgorithmus gewonnen werden können.

Bei einer bevorzugten Ausführung ist $\tilde{\varphi}_{m,n}(x)$ eine Spline-Funktion zweiter Ordnung und $\varphi_{m,n}(x)$ eine Interpolationsfunktion. Bei einer zweiten Ausführung ist $\varphi_{m,n}(x)$ eine Spline-Funktion und $\tilde{\varphi}_{m,n}(x)$ die duale Funktion von $\varphi_{m,n}(x)$. In einer dritten Ausführung ist $\tilde{\varphi}_{m,n}(x) = \varphi_{m,n}(x)$, wobei $\varphi_{m,n}(x)$ die Haar-Funktion ist. In diesen Fällen ist die Implementierung des Lernalgorithmus in einen einfachen Mikroprozessor möglich.

In den Figuren 3a und 3b sind zwei Varianten eines Neuro-Fuzzy-Netzes 7 und der zugehörigen Validierungsstufe 8 dargestellt. Beim Beispiel von Fig. 3a wird das Eingangssignal in verschiedenen Auflösungsstufen als gewichtete Summe von Wavelets $\psi_{m,n}$ und Skalierfunktionen $\varphi_{m,n}$ mit einer gegebenen Auflösung approximiert. Die Validierungsstufe 8 vergleicht die Approximationskoeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ mit den Approximations- und Detailkoeffizienten der Wavelets auf dem Niveau der nächsttieferen Auflösungsstufe. Mit p und q sind Wavelet Rekonstruktions-Filterkoeffizienten bezeichnet.

Beim Beispiel von Fig. 3b wird das Eingangssignal in verschiedenen Auflösungsstufen als gewichtete Summe von Skalierfunktionen $\varphi_{m,n}$ mit einer gegebenen Auflösung approximiert. Die Validierungsstufe 8 vergleicht die Approximationskoeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ mit den Approximationskoeffizienten auf dem Niveau der nächsttieferen Auflösungsstufe. Mit g sind Wavelet Tiefpass-Zerlegungskoeffizienten bezeichnet.

Anstatt in einem Neuro-Fuzzy-Netz 7 kann die Bestimmung der genannten Koeffizienten in einem Schätzer (estimator) der in Fig. 4 dargestellten Art erfolgen. Dieser Schätzer ist ein sogenannter Mehrfachauflösungs-Spline-Estimator, welcher zur Abschätzung der Koeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ in der Gleichung $f_m(x) = \hat{c}_{m,n} \cdot \varphi_{m,n}(x)$ auf den Funktionen $\tilde{\varphi}_{m,n}(x)$ basierende Dual-Spline-Estimateuren verwendet. Man verwendet Wavelet-Spline-Estimateuren zur adaptiven Bestimmung der geeigneten Auflösung, um eine zugrundeliegende Hyperfläche in einem online-Lernprozess lokal zu beschreiben. Ein bekannter Schätzer ist der Nadaraya-Watson-Estimator, mit welchem die Gleichung der Hyperfläche $f(x)$ durch den folgenden Ausdruck abgeschätzt wird:

$$f(x) = \frac{\sum_{k=1}^{k_{\max}} K((x-x_k)/\lambda) \cdot y_k}{\sum_{k=1}^{k_{\max}} K((x-x_k)/\lambda)}. \quad (6)$$

Nadaraya-Watson-Estimateuren haben zwei interessante Eigenschaften, sie sind Schätzer der lokalen mittleren quadratischen Abweichung und es kann gezeigt werden, dass sie im Fall eines Zufallsdesigns sogenannten Bayes'sche-Schätzer von (x_k, y_k) sind, wobei (x_k, y_k) iid-Kopien einer kontinuierlichen Zufallsvariablen (X, Y) sind.

Die Spline-Funktionen $\varphi(x)$ und ihre Dualfunktion $\tilde{\varphi}(x)$ können als Schätzer verwendet werden. Wir verwenden zuerst die Funktion $\tilde{\varphi}(x)$ zur Abschätzung von $f(x)$ mit $\lambda = 2^{-m}$ (m ist eine ganze Zahl) an x_n mit $x_n \cdot 2^m \in \mathbb{Z}$:

Mit Verwendung der Symmetrie von $\tilde{\varphi}(x)$ ist Gleichung (6) für die duale Spline-Funktion äquivalent zur Verwendung eines bei x_n zentrierten Schätzers:

$$\hat{f}(x_n) = \frac{\sum_{k=1}^{k_{\max}} \tilde{\varphi}((x_k - x_n) \cdot 2^m) \cdot y_k}{\sum_{k=1}^{k_{\max}} \tilde{\varphi}((x_k - x_n) \cdot 2^m)}. \quad (7)$$

Der Erwartungswert des Zählers in Gleichung (7) ist proportional zum Approximationskoeffizienten $c_{m,n}$. Gleichung (6) liefert eine Schätzung von $\hat{c}_{m,n}$ in $f_m(x) = \sum \hat{c}_{m,n} \cdot \varphi_{m,n}(x)$:

$$\hat{c}_{m,n} = \hat{f}(x_n). \quad (8)$$

In der Figur 4 sind die zur Verfügung stehenden Daten (Werte) mit einem kleinen Quadrat bezeichnet, ihre Projektion auf duale Spline-Funktionen mit einem kleinen Kreis und die Abschätzung auf einem regelmässigen Gitter mit einem Kreuzchen.

Zur Validierung des Koeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ sind zwei Bedingungen notwendig:

$$\left| \hat{c}_{m,n} - \sum_p g_{p-2n} \cdot \hat{c}_{m+1,p} \right| < \Delta \quad (9)$$

wobei die Filterkoeffizienten g dem Tiefpass-Zerlegungs-Koeffizienten für Spline-Funktionen entsprechen. Ausserdem wird gefordert, dass

$$\left| \sum_{k=1}^{k_{\max}} \tilde{\varphi}((x_k - x_n) \cdot 2^m) \right| > T \quad (10)$$

damit Teilungen durch sehr kleine Werte verhindert werden.

Die Stärke dieser Methode liegt darin, dass die Berechnung eines Koeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ die Speicherung von lediglich zwei Werten erfordert, des Zählers und des Nenners in Gleichung (7). Das Verfahren ist daher sehr gut für online-Lernen mit einem einfachen Mikroprozessor mit geringer Speicherkapazität geeignet.

Das Verfahren ist leicht an Dichte-Abschätzung anpassbar, indem die Gleichung (7) und (8) durch die folgende Gleichung ersetzt werden:

$$\hat{c}_{m,n} = 1/k_{\max} \cdot \sum_{k=1}^{k_{\max}} \tilde{\varphi}_{m,n}(x_k) \cdot y_k \quad (11)$$

Patentansprüche

1. Verfahren zur Verarbeitung der Signale eines Gefahrenmelders, welcher mindestens einen Sensor (2, 3, 4) zur Überwachung von Gefahrenkenngrossen und eine dem mindestens einen Sensor (2, 3, 4) zugeordnete Auswerteelektronik (1) aufweist, in welcher ein Vergleich der Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4) mit vorgegebenen Parametern erfolgt, dadurch gekennzeichnet, dass die Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4) daraufhin analysiert werden, ob sie vermehrt oder regelmässig auftreten, und dass vermehrt oder regelmässig auftretende Signale als Störsignale klassiert werden.
2. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, dass die Klassierung von Signalen als Störsignale eine entsprechende Anpassung der Parameter auslöst.
3. Verfahren nach Anspruch 2, dadurch gekennzeichnet, dass beim Auftreten von Störsignalen vor der Anpassung der Parameter das Ergebnis der Analyse der Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4) auf seine Gültigkeit überprüft wird, und dass die Anpassung der Parameter in Abhängigkeit vom Ergebnis dieser Gültigkeitsprüfung erfolgt.
4. Verfahren nach Anspruch 3, dadurch gekennzeichnet, dass die Gültigkeitsprüfung mittels Methoden erfolgt, welche auf Mehrfachauflösung beruhen.
5. Verfahren nach Anspruch 4, dadurch gekennzeichnet, dass für die Gültigkeitsprüfung Wavelets, vorzugsweise „biorthogonal“ oder „second generation“ wavelets oder „lifting scheme“ verwendet werden.
6. Verfahren nach Anspruch 5, dadurch gekennzeichnet, dass die Erwartungswerte für die Approximations- oder die Approximations- und Detailkoeffizienten der Wavelets bestimmt und bei verschiedenen Auflösungen verglichen werden.
7. Verfahren nach Anspruch 6, dadurch gekennzeichnet, dass die Bestimmung der genannten Koeffizienten in einem Schätzer oder mittels eines neuronalen Netzes erfolgt.
8. Gefahrenmelder mit Mitteln zur Durchführung des Verfahrens nach Anspruch 1, mit mindestens einem Sensor (2, 3, 4) für eine Gefahrenkenngrosse und mit einer einen Mikroprozessor (6) enthaltenden Auswerteelektronik (1) zur Auswertung und Analyse der Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4), dadurch gekennzeichnet, dass der Mikroprozessor (6) ein Software-Programm mit einem auf Mehrfachauflösung beruhenden Lernalgorithmus für die Analyse der Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4) enthält.
9. Gefahrenmelder nach Anspruch 9, dadurch gekennzeichnet, dass durch den Lernalgorithmus einerseits eine Analyse der genannten Sensorsignale auf deren wiederholtes oder regelmässiges Auftreten und andererseits eine Gültigkeitsprüfung des Ergebnisses der

Analyse erfolgt, und dass der Lernalgorithmus für die Gültigkeitsprüfung Wavelets, vorzugsweise „biorthogonal“ oder „second generation“ wavelets, verwendet.

10. Gefahrenmelder nach Anspruch 9, dadurch gekennzeichnet, dass der Lernalgorithmus Neuro-Fuzzy-Methoden verwendet.

11. Gefahrenmelder nach Anspruch 10, dadurch gekennzeichnet, dass der Lernalgorithmus die beiden Gleichungen

$$f_m(x) = \sum \hat{c}_{m,n} \cdot \varphi_{m,n}(x) \quad (\Sigma \text{ über alle } n) \quad \text{und}$$

$$\hat{c}_{m,n}(k) = \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \cdot y_i / \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \quad (\Sigma \text{ über alle } i=1 \text{ bis } k)$$

enthält, in denen $\varphi_{m,n}$ Skalierfunktionen, $\hat{c}_{m,n}$ Approximations-Koeffizienten und y_k den k-ten Eingangspunkt des neuronalen Netzes bezeichnet und $\tilde{\varphi}_{m,n}$ die duale Funktion von $\varphi_{m,n}$ ist.

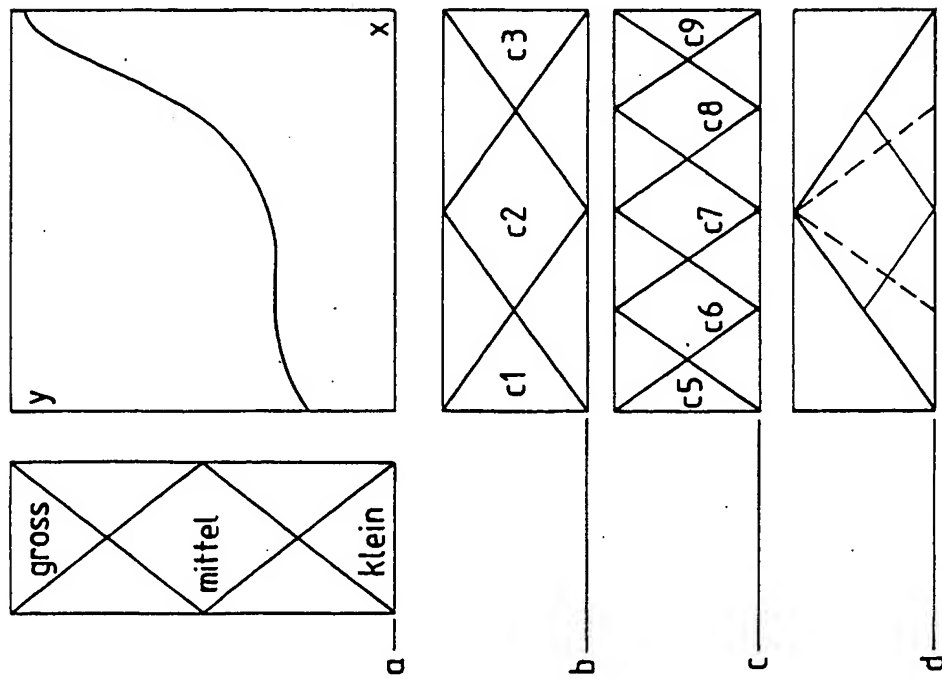


FIG. 1

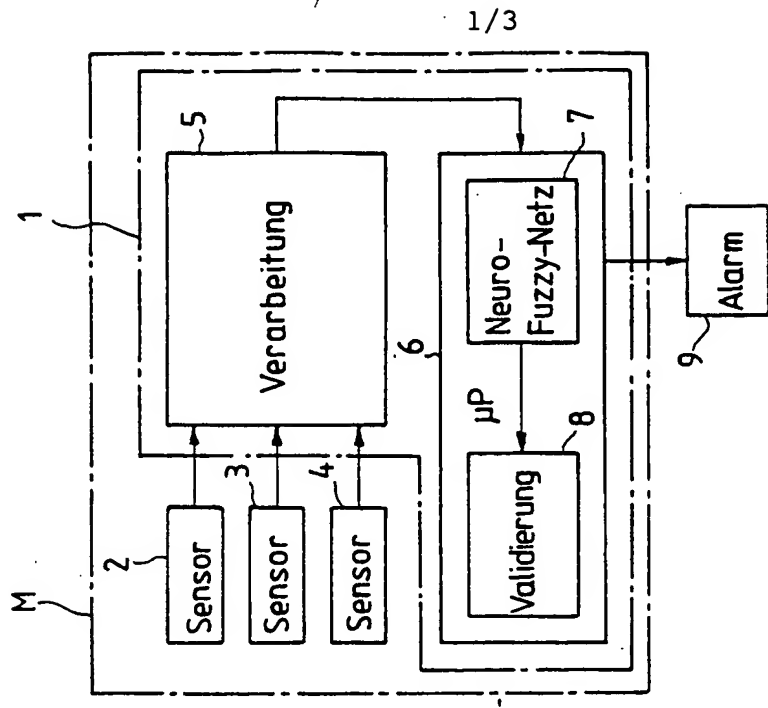
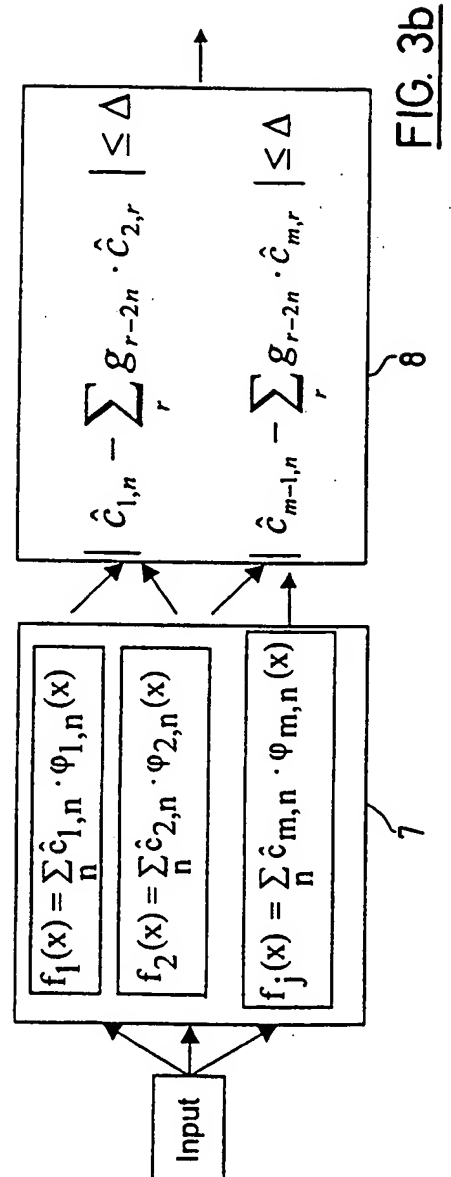
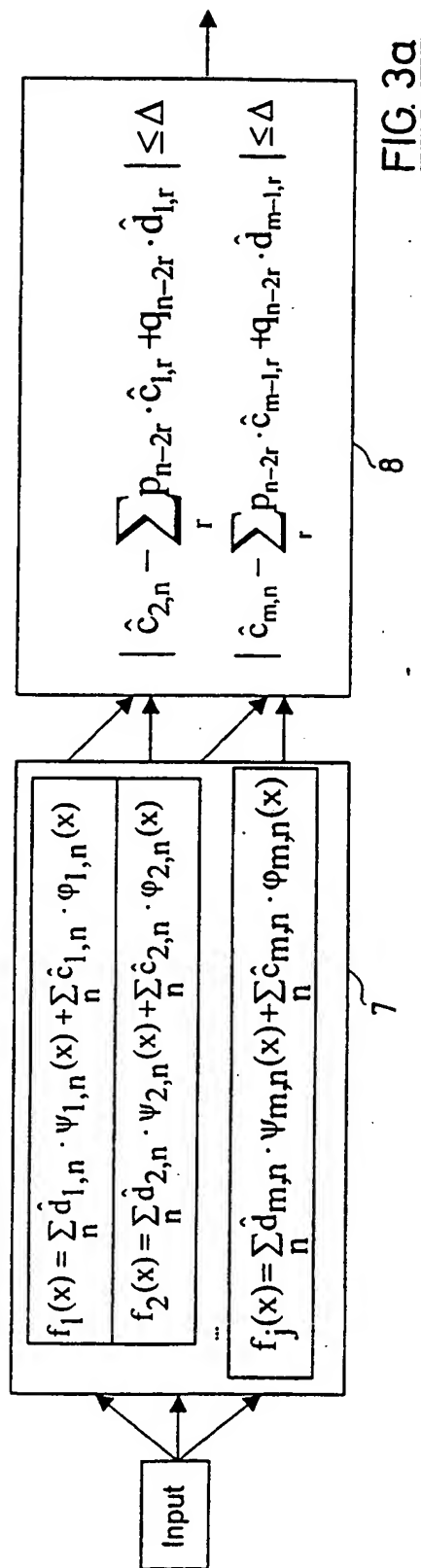
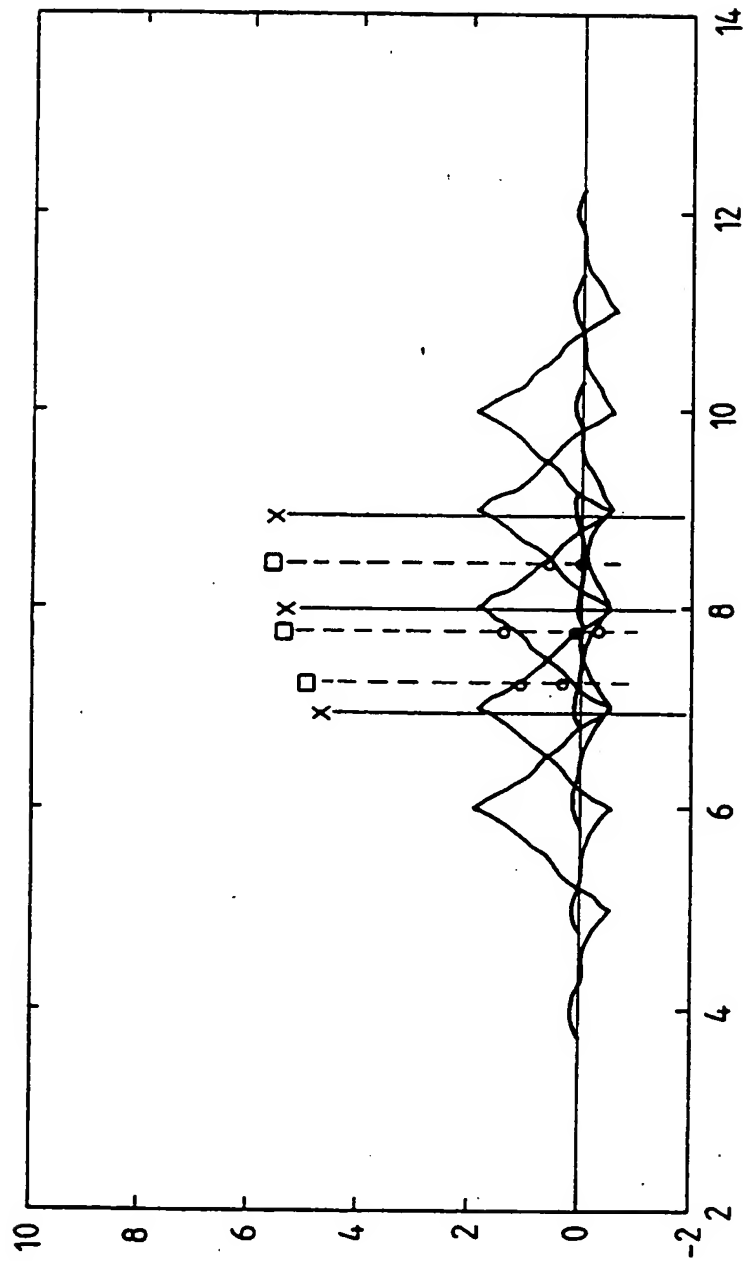


FIG. 2



FIG. 4

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER
IPC 7 G08B29/26 G08B17/12

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

IPC 7 G08B

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practical, search terms used)

WPI Data, PAJ, EPO-Internal, INSPEC

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category *	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	US 6 011 464 A (THUILLARD MARC PIERRE) 4 January 2000 (2000-01-04) column 3, line 13 - line 17 column 3, line 48 - line 52 column 5, line 65 - column 6, line 19 column 6, line 29 - line 42	1,8
A	MA, J. , ZHANG, J.Q. AND YAN, Y.: "Wavelet Transform based sensor validation" 1999 , IEE. SAVOY PLACE, LONDON WC2R 0BL , UK XP002144056 the whole document	1

☒ Further documents are listed in the continuation of box C.

☒ Patent family members are listed in annex.

* Special categories of cited documents :

A document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

E earlier document but published on or after the international filing date

L document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

O document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

P document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

T later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

X document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

Y document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art.

Z document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

28 May 2001

Date of mailing of the international search report

07/06/2001

Name and mailing address of the ISA

European Patent Office, P.B. 5818 Patentlaan 2
NL - 2280 HV Rijswijk
Tel (+31-70) 340-2040, Tx. 31 651 epo nl,
Fax (+31-70) 340-3018

Authorized officer

De la Cruz Valera, D

C.(Continuation) DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category *	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	JACOB, P.J. AND BALL, A.D.: "Empirical validation of the performance of a class of transient detector" 1996 , IEE. SAVOY PLACE LONDON WC2R 0BL , UK XP002144057 the whole document	1
A	THUILLARD, M.: "Fuzzy-wavelets: theory and applications" 10 September 1998 (1998-09-10) , EUFIT' 98 , GERMANY XP000934368 the whole document	1

Patent document cited in search report	Publication date	Patent family member(s)	Publication date
US 6011464 A	04-01-2000	EP 0834845 A	08-04-1998
		EP 0865646 A	23-09-1998
		JP 2000503438 T	21-03-2000
		WO 9815931 A	16-04-1998
		PL 327070 A	23-11-1998

A. KLASSIFIZIERUNG DES ANMELDUNGSGEGENSTANDES
 IPK 7 G08B29/26 G08B17/12

Nach der Internationalen Patentklassifikation (IPK) oder nach der nationalen Klassifikation und der IPK

B. RECHERCHIERTE GEBIETE

Recherchierter Mindestprüfstoff (Klassifikationssystem und Klassifikationssymbole)

IPK 7 G08B

Recherchierte aber nicht zum Mindestprüfstoff gehörende Veröffentlichungen, soweit diese unter die recherchierten Gebiete fallen

Während der internationalen Recherche konsultierte elektronische Datenbank (Name der Datenbank und evtl. verwendete Suchbegriffe)

WPI Data, PAJ, EPO-Internal, INSPEC

C. ALS WESENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN

Kategorie*	Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht kommenden Teile	Betr. Anspruch Nr.
X	US 6 011 464 A (THUILLARD MARC PIERRE) 4. Januar 2000 (2000-01-04) Spalte 3, Zeile 13 - Zeile 17 Spalte 3, Zeile 48 - Zeile 52 Spalte 5, Zeile 65 - Spalte 6, Zeile 19 Spalte 6, Zeile 29 - Zeile 42	1,8
A	MA, J. , ZHANG, J.Q. AND YAN, Y.: "Wavelet Transform based sensor validation" 1999 , IEE. SAVOY PLACE, LONDON WC2R OBL , UK XP002144056 das ganze Dokument	1

☒ Weitere Veröffentlichungen sind der Fortsetzung von Feld C zu entnehmen

☒ Siehe Anhang Patentfamilie

* Besondere Kategorien von angegebenen Veröffentlichungen :

A Veröffentlichung, die den allgemeinen Stand der Technik definiert, aber nicht als besonders bedeutsam anzusehen ist

E älteres Dokument, das jedoch erst am oder nach dem internationalen Anmeldedatum veröffentlicht worden ist

L Veröffentlichung, die geeignet ist, einen Prioritätsanspruch zweifelhafte erscheinen zu lassen, oder durch die das Veröffentlichungsdatum einer anderen im Recherchenbericht genannten Veröffentlichung belegt werden soll oder die aus einem anderen besonderen Grund angegeben ist (wie ausgeführt)

O Veröffentlichung, die sich auf eine mündliche Offenbarung, eine Benutzung, eine Ausstellung oder andere Maßnahmen bezieht

P Veröffentlichung, die vor dem internationalen Anmeldedatum, aber nach dem beanspruchten Prioritätsdatum veröffentlicht worden ist

T Spätere Veröffentlichung, die nach dem internationalen Anmeldedatum oder dem Prioritätsdatum veröffentlicht worden ist und mit der Anmeldung nicht kollidiert, sondern nur zum Verständnis des der Erfindung zugrundeliegenden Prinzips oder der ihr zugrundeliegenden Theorie angegeben ist

X Veröffentlichung von besonderer Bedeutung; die beanspruchte Erfindung kann allein aufgrund dieser Veröffentlichung nicht als neu oder auf erfinderscher Tätigkeit beruhend betrachtet werden

Y Veröffentlichung von besonderer Bedeutung; die beanspruchte Erfindung kann nicht als auf erfinderscher Tätigkeit beruhend betrachtet werden, wenn die Veröffentlichung mit einer oder mehreren anderen Veröffentlichungen dieser Kategorie in Verbindung gebracht wird und diese Verbindung für einen Fachmann naheliegend ist

Z Veröffentlichung, die Mitglied derselben Patentfamilie ist

Datum des Abschlusses der internationalen Recherche

28. Mai 2001

Absenddatum des internationalen Recherchenberichts

07/06/2001

 Name und Postanschrift der Internationalen Recherchenbehörde
 Europäisches Patentamt, P.B. 5818 Patentlaan 2
 NL - 2280 HV Rijswijk
 Tel. (+31-70) 340-2040, Tx. 31 651 epo nl,
 Fax (+31-70) 340-3016

Bevollmächtigter Bediensteter

De la Cruz Valera, D

C.(Fortsetzung) ALS WESENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN

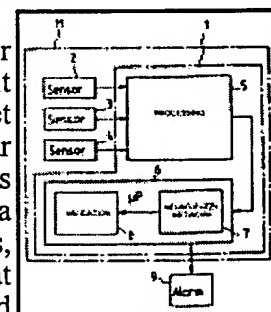
Kategorie*	Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht kommenden Teile	Beitr. Anspruch Nr.
A	JACOB, P.J. AND BALL, A.D.: "Empirical validation of the performance of a class of transient detector" 1996 , IEE. SAVOY PLACE LONDON WC2R OBL , UK XP002144057 das ganze Dokument	1
A	THUILLARD, M.: "Fuzzy-wavelets: theory and applications" 10. September 1998 (1998-09-10) , EUFIT' 98 , GERMANY XP000934368 das ganze Dokument	1

Im Recherchenbericht angeführtes Patentdokument	Datum der Veröffentlichung	Mitglied(er) der Patentfamilie	Datum der Veröffentlichung
US 6011464 A	04-01-2000	EP 0834845 A	08-04-1998
		EP 0865646 A	23-09-1998
		JP 2000503438 T	21-03-2000
		WO 9815931 A	16-04-1998
		PL 327070 A	23-11-1998

PCT

World Intellectual Property Organization
International Bureau(12) INTERNATIONAL APPLICATION PUBLISHED UNDER THE PATENT
COOPERATION TREATY (PCT)

(51) International Patent Classification⁷ G08B 29/26, 17/12	A1	(11) International Publication Number WO 01/69566 (43) International Publication Date 20 September 2001 (20.09.2001)
(21) International Application Number PCT/CH01/00136 (22) International Filing Date 06 March 2001 (06.03.2001) (30) Priority Data 00105438.6 15 March 2000 (15.03.2000) EP (71) Applicant: SIEMENS BUILDING TECHNOLOGIES AG Bellerivestrasse 36, CH-8034 Zürich; (CH). [CH/CH].(for all designated States except US) (72) Inventor; and Inventor/Applicant: THUILLARD, Marc, Pierre Oeltrottenstrasse 5, CH-8707 Uetikon am See; (CH) [CH/CH]. (74) Agent SIEMENS BUILDING TECHNOLOGIES AG Cerberus Division, Alte Landstrasse 411, CH-8708 Männedorf; (CH).		(81) Designated States (national) AU, CN, CZ, HU, IN, JP, KR, NO, PL, US Published <i>with international search report</i>
(54) METHOD FOR THE PROCESSING OF A SIGNAL FROM AN ALARM AND Title ALARMS WITH MEANS FOR CARRYING OUT SAID METHOD (57) Abstract The signals from an alarm, comprising at least one sensor (2, 3, 4), for monitoring characteristic hazard values and an analytical electronic unit (1), connected to the at least one sensor (2, 3, 4), are compared with pre-set parameters. Furthermore, the signals are analysed for repeated or regular occurrence and repeated, or regularly occurring alarm signals are classed as error signals. The classification of signals as error signals gives rise to a corresponding adjustment of the parameter. When an error signal arises, before the parameter is adjusted, the validity of the signal analysis for the at least one sensor (2, 3, 4) is checked and the parameter adjustment is carried out, depending upon the result of said validity check. An alarm with the means for carrying out said method comprises at least one sensor (2, 3, 4), for a characteristic hazard value and an electronic analysis unit (1), containing a microprocessor (6), for the evaluation and analysis of the signal from the at least one sensor (2, 3, 4). The microprocessor (6) has a software programme with an adaptive algorithm based on multiple solutions for the analysis of the signals from the at least one sensor (2, 3, 4).		



Verfahren zur Verarbeitung der Signale eines Gefahrenmelders und Gefahrenmelder mit Mitteln zur Durchführung des Verfahrens

Beschreibung

Die vorliegende Erfindung betrifft ein Verfahren zur Verarbeitung der Signale eines Gefahrenmelders, welcher mindestens einen Sensor zur Überwachung von Gefahrenkenngrossen und eine dem mindestens einen Sensor zugeordnete Auswerteelektronik aufweist, wobei die Überwachung der Gefahrenkenngrossen durch Vergleich der Signale des mindestens einen Sensors mit vorgegebenen Parametern mittels erfolgt. Der Gefahrenmelder kann beispielsweise ein Rauchmelder, ein Flammenmelder, ein Passiv-Infrarotmelder, ein Mikrowellenmelder, ein Dualmelder (Passiv-Infrarot- + Mikrowellensensor), oder ein Geräuschmelder sein.

Heutige Gefahrenmelder haben bezüglich der Detektion von Gefahrenkenngrossen eine solche Empfindlichkeit erreicht, dass das Hauptproblem nicht mehr darin besteht, eine Gefahrenkenngrosse möglichst frühzeitig zu detektieren, sondern darin, Störsignale von echten Gefahrensignalen sicher zu unterscheiden und dadurch Fehlalarme zu vermeiden. Die Unterscheidung zwischen Gefahren- und Störsignalen erfolgt dabei im wesentlichen durch die Verwendung mehrerer verschiedener Sensoren und Korrelation von deren Signalen oder durch die Analyse verschiedener Merkmale der Signale eines einzigen Sensors und/oder durch eine entsprechende Signalverarbeitung, wobei in jüngster Zeit durch die Verwendung von Fuzzy-Logik schon eine wesentliche Verbesserung der Störsicherheit erreicht worden ist.

Die Fuzzy-Logik ist allgemein bekannt. In bezug auf die Auswertung der Signale von Gefahrenmeldern ist hervorzuheben, dass Signalwerte sogenannten Fuzzy sets, oder unscharfen Mengen, gemäss einer Zugehörigkeitsfunktion zugeteilt werden, wobei der Wert der Zugehörigkeitsfunktion, oder der Grad der Zugehörigkeit zu einer unscharfen Menge, zwischen null und eins beträgt. Wichtig dabei ist, dass die Zugehörigkeitsfunktion normalisierbar sind, d.h. die Summe aller Werte der Zugehörigkeitsfunktion gleich eins ist, wodurch die Fuzzy-Logik-Auswertung eine eindeutige Interpretation des Signals erlaubt.

Durch die vorliegende Erfindung soll nun ein Verfahren der eingangs genannten Art zur Verarbeitung der Signale eines Gefahrenmelders angegeben werden, das bezüglich Störunempfindlichkeit und Störsicherheit weiter verbessert ist.

Das erfindungsgemässe Verfahren ist dadurch gekennzeichnet, dass die Signale des mindestens einen Sensors daraufhin analysiert werden, ob sie vermehrt oder regelmässig auftreten, und dass vermehrt oder regelmässig auftretende Signale als Störsignale klassiert werden.

Eine erste bevorzugte Weiterbildung des erfindungsgemässen Verfahrens ist dadurch gekennzeichnet, dass die Klassierung von Signalen als Störsignale eine entsprechende Anpassung der Parameter auslöst.

Das erfindungsgemässe Verfahren beruht auf der neuen Erkenntnis, dass beispielsweise ein Brandmelder zwischen zwei Revisionen oder zwei Stromausfällen nie mehr als einige wenige echte Brände "sieht", und dass vermehrt oder regelmässig auftretende Signale auf das Vorhandensein von Störquellen hindeuten. Die durch die Störquellen verursachten Störsignale werden als solche erkannt und die Melderparameter werden entsprechend angepasst. Auf diese Weise sind die nach dem erfindungsgemässen Verfahren betriebenen Melder lernfähig und können zwischen echten Gefahrensignalen und Störsignalen besser unterscheiden.

Eine zweite bevorzugte Weiterbildung des erfindungsgemässen Verfahrens ist dadurch gekennzeichnet, dass beim Auftreten von Störsignalen vor der Anpassung der Parameter das Ergebnis der Analyse der Signale des mindestens einen Sensors auf seine Gültigkeit überprüft wird, und dass die Anpassung der Parameter in Abhängigkeit vom Ergebnis dieser Gültigkeitsprüfung erfolgt.

Eine dritte bevorzugte Weiterbildung ist dadurch gekennzeichnet, dass die Gültigkeitsprüfung mittels Methoden erfolgt, welche auf Mehrfachauflösung beruhen.

Eine vierte bevorzugte Weiterbildung des erfindungsgemässen Verfahrens ist dadurch gekennzeichnet, dass für die Gültigkeitsprüfung Wavelets, vorzugsweise „biorthogonal“ oder „second generation“ wavelets oder „lifting scheme“ verwendet werden.

Die Wavelet-Transformation ist eine Transformation oder Abbildung eines Signals vom Zeitbereich in den Frequenzbereich (siehe dazu beispielsweise "The Fast Wavelet-Transform" von Mac A. Cody in Dr. Dobb's Journal, April 1992); sie ist also grundsätzlich der Fourier-Transformation und Fast-Fourier-Transformation ähnlich. Sie unterscheidet sich von diesen aber durch die Basisfunktion der Transformation, nach der das Signal entwickelt wird. Bei einer Fourier-Transformation wird eine Sinus- und Cosinus-Funktion verwendet, die im Frequenzbereich scharf lokalisiert und im Zeitbereich unbestimmt ist. Bei einer Wavelet-Transformation wird ein sogenanntes Wavelet oder Wellenpaket verwendet. Hiervon gibt es verschiedene Typen wie zum Beispiel ein Gauss-, Spline- oder Haar-Wavelet, die jeweils durch zwei Parameter beliebig im Zeitbereich verschoben und im Frequenzbereich gedehnt oder komprimiert werden können. In jüngster Zeit wurden neue Wavelet-Methoden vorgestellt, die oft als „second generation“ bezeichnet werden. Solche Wavelets sind mit den sogenannten „lifting-scheme“ (Sweldens) konstruiert.

Es resultiert eine Reihe von Approximationen des ursprünglichen Signals, wovon jede eine größere Auflösung besitzt als die vorhergehende. Die Anzahl Operationen, die für die Transformation erforderlich sind, ist jeweils proportional zur Länge des ursprünglichen Signals, während bei der Fourier-Transformation diese Anzahl überproportional zur Signallänge ist. Die schnelle Wavelet-Transformation kann auch invers durchgeführt werden, indem das ursprüngliche Signal aus den approximierten Werten und Koeffizienten für die Rekonstruktion wiederhergestellt wird. Der Algorithmus für die Zerlegung und Rekonstruktion des Signals und eine Tabelle der Koeffizienten der Zerlegung und Rekonstruktion sind am Beispiel für ein Spline Wavelet in "An Introduction to Wavelets" von Charles K. Chui (Academic Press, San Diego, 1992) angegeben. Siehe zu diesem Thema auch „A Wavelet Tour of Signal Processing“ von S. Mallat (Academic Press, 1998).

Eine weitere bevorzugte Weiterbildung des erfindungsgemässen Verfahrens ist dadurch gekennzeichnet, dass die Erwartungswerte für die Approximations- oder die Approximations- und Detailkoeffizienten der Wavelets bestimmt und bei verschiedenen Auflösungen verglichen werden. Vorzugsweise erfolgt die Bestimmung der genannten Koeffizienten in einem Schätzer oder mittels eines neuronalen Netzes.

Die Erfindung betrifft weiter einen Gefahrenmelder mit Mitteln zur Durchführung des genannten Verfahrens, mit mindestens einem Sensor für eine Gefahrenkenngrösse und mit einer einen Mikroprozessor enthaltenden Auswerteelektronik zur Auswertung und Analyse der Signale des mindestens einen Sensors.

Der erfindungsgemässe Gefahrenmelder ist dadurch gekennzeichnet, dass der Mikroprozessor ein Software-Programm mit einem auf Mehrfachauflösung beruhenden Lernalgorithmus für die Analyse der Signale des mindestens einen Sensors enthält.

Eine erste bevorzugte Ausführungsform des erfindungsgemässen Gefahrenmelders ist dadurch gekennzeichnet, dass durch den Lernalgorithmus einerseits eine Analyse der genannten Sensorsignale auf deren wiederholtes oder regelmässiges Auftreten und andererseits eine Gültigkeitsprüfung des Ergebnisses der Analyse erfolgt, und dass der Lernalgorithmus für die Gültigkeitsprüfung Wavelets, vorzugsweise „biorthogonal“ oder „second generation“ wavelets, verwendet.

Eine zweite bevorzugte Ausführungsform des erfindungsgemässen Gefahrenmelders ist dadurch gekennzeichnet, dass der Lernalgorithmus Neuro-Fuzzy-Methoden verwendet.

Eine dritte bevorzugte Ausführungsform des erfindungsgemässen Gefahrenmelders ist dadurch gekennzeichnet, dass der Lernalgorithmus die beiden Gleichungen

$$f_m(x) = \sum \hat{c}_{m,n} \cdot \varphi_{m,n}(x) \quad (\sum \text{ über alle } n) \quad \text{und}$$

$$\hat{c}_{m,n}(k) = \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \cdot y_i / \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \quad (\sum \text{ über alle } i = 1 \text{ bis } k)$$

enthält, in denen $\varphi_{m,n}$ Wavelet-Skalierfunktionen, $\hat{c}_{m,n}$ Approximationskoeffizienten und y_k den k-ten Eingangspunkt des neuronalen Netzes bezeichnet, und $\tilde{\varphi}_{m,n}$ die duale Funktion (dual function, Definition siehe S. Mallat) von $\varphi_{m,n}$ ist.

Im folgenden wird die Erfindung anhand von Ausführungsbeispielen und der Zeichnungen näher erläutert; es zeigt:

- Fig. 1 ein Diagramm zur Funktionserläuterung,
- Fig. 2 ein Blockschema eines mit Mitteln zur Durchführung des erfindungsgemässen Verfahrens ausgerüsteten Gefahrenmelders,
- Fig. 3a, 3b zwei Varianten eines Details des Gefahrenmelders von Fig. 2; und
- Fig. 4 eine weitere Variante eines Details des Gefahrenmelders von Fig. 3.

Durch das erfindungsgemässe Verfahren werden die Signale eines Gefahrenmelders so verarbeitet, dass typische Störsignale erfasst und charakterisiert werden. Wenn in der vorliegenden Beschreibung vorwiegend von Brandmeldern die Rede ist, bedeutet das nicht, dass das erfindungsgemässe Verfahren auf Brandmelder beschränkt ist. Das Verfahren ist vielmehr für Gefahrenmelder aller Art geeignet, insbesondere auch für Einbruch- und Bewegungsmelder.

Die erwähnten Störsignale werden mit einer einfachen und zuverlässigen Methode analysiert. Ein wichtiges Merkmal dieser Methode besteht darin, dass die Störsignale nicht nur erfasst und charakterisiert werden, sondern dass das Ergebnis der Analyse überprüft wird. Dazu wird Wavelet-Theorie und Mehrfachauflösungs-Analyse (multiresolution analysis) verwendet. Je nach dem Ergebnis der Überprüfung werden die Parameter des Melders oder die Algorithmen angepasst. Das bedeutet, dass beispielsweise die Empfindlichkeit verringert oder dass gewisse automatische Umschaltungen zwischen verschiedenen Parametersätzen verriegelt werden.

Letzteres sei an einem Beispiel erläutert: In der europäischen Patentanmeldung 99 122 975.8 ist ein Brandmelder beschrieben, der einen optischen Sensor für Streulicht, einen Temperatursensor und einen Brandgassensor aufweist. Die Auswerteelektronik des Melders enthält einen Fuzzy-Regler, in welchem eine Verknüpfung der Signale der einzelnen Sensoren und eine Diagnose der jeweiligen Brandart erfolgt. Für jede Brandart ist ein spezieller applikationsspezifischer Algorithmus bereitgestellt und anhand der Diagnose auswählbar. Ausserdem enthält der Melder verschiedene Parametersätze für Personenschutz und Immobilienschutz, zwischen denen im Normalfall eine online-Umschaltung erfolgt. Wenn nun beim Temperatur- und/oder beim Brandgassensor Störsignale diagnostiziert werden, wird die Umschaltung zwischen diesen Parametersätzen verriegelt.

Bei der Verwendung von Fuzzy-Logik besteht eines der zu lösenden Probleme in der Übersetzung des in einer Datenbank gespeicherten Wissens in linguistisch interpretierbare Fuzzy-Regeln. Zu diesem Zweck entwickelte Neurofuzzy-Methoden vermochten nicht zu überzeugen, weil sie teilweise nur sehr schwierig interpretierbare Fuzzy-Regeln liefern. Eine Möglichkeit zur

Gewinnung interpretierter Fuzzy-Regeln bieten hingegen sogenannte Mehrfachauflösungs-Techniken. Deren Idee besteht darin, ein Wörterbuch von Zugehörigkeitsfunktionen zu verwenden, welche eine Mehrfachauflösung bilden, und zu bestimmen, welches die für die Beschreibung einer Steuerfläche geeigneten Zugehörigkeitsfunktionen sind.

In Fig. 1 ist ein Diagramm einer solchen Mehrfachauflösung dargestellt. Zeile a zeigt den Verlauf eines Signals, dessen Amplitude sich in den Bereichen klein, mittel und gross bewegt. Entsprechend sind in Zeile b die Zugehörigkeitsfunktionen c1 „ziemlich klein“, c2 „mittel“ und c3 „ziemlich gross“ eingezeichnet. Diese Zugehörigkeitsfunktionen bilden eine Mehrfachauflösung, was bedeutet, dass jede Zugehörigkeitsfunktion in eine Summe von Zugehörigkeitsfunktionen eines höheren Auflösungs-niveaus zerlegt werden kann. Das ergibt die in Zeile c eingetragenen Zugehörigkeitsfunktionen c5 „sehr klein“, c6 „klein bis sehr klein“, c7 „sehr mittel“, c8 „gross bis sehr gross“ und c9 „sehr gross“. Gemäss Zeile d kann also beispielsweise die dreieckige Spline-Funktion c2 in die Summe der übersetzten Dreiecksfunktionen des höheren Niveaus von Zeile c zerlegt werden.

Im Tagaki-Sugeno Modell werden die Fuzzy Regeln nach der Gleichung

$$R_i: \text{wenn } x \text{ ist } A_i \text{ dann } y_i = f_i(x_i) \quad (1)$$

ausgedrückt. Hier sind A_i linguistische Ausdrücke, x ist die linguistische Eingangsvariable und y ist die Ausgangsvariable. Der Wert der linguistischen Eingangsvariablen kann scharf oder unscharf (fuzzy) sein. Wenn beispielsweise x_i eine linguistische Variable für die Temperatur ist, dann kann der Wert \hat{x} eine scharfe Zahl wie „30(°C)“ oder eine unscharfen Grösse wie „ungefähr 25 (°C)“ sein, wobei „ungefähr 25“ selbst ein Fuzzy-Set ist.

Für einen scharfen Eingangswert ist der Ausgangswert des Fuzzy-Systems gegeben durch:

$$\hat{y} = \sum \beta_i f(\hat{x}) / \sum \beta_i \quad (2)$$

wobei der Grad der Erfüllung β_i durch den Ausdruck $\beta_i = \mu_{A_i}(\hat{x})$ gegeben ist, in welchem $\mu_{A_i}(\hat{x})$ die Zugehörigkeitsfunktion zum linguistischen Term A_i bezeichnet. Bei vielen Anwendungen wird eine lineare Funktion genommen: $f(\hat{x}) = a^T \hat{x} + b_i$. wenn zur Beschreibung des scharfen Ausgangswerts y eine Konstante b_i genommen wird, dann wird das System zu:

$$R_i: \text{wenn } x \text{ ist } A_i \text{ dann } y_i = b_i \quad (3)$$

Wenn Spline-Funktionen N^k genommen werden, beispielsweise als Zugehörigkeitsfunktion $\mu_{A_i}(\hat{x}) = N^k[2^m(\hat{x} - n)]$, dann ist das System von Gleichung (3) äquivalent mit

$$y_i = \sum b_i N^k[2^m(\hat{x} - n)] \quad (4)$$

In diesem speziellen Fall ist der Ausgang y eine lineare Summe von übersetzten und ausgedehnten Splinefunktionen. Und das bedeutet, dass unter Gleichung (4) das Tagaki-Sugeno Modell einem Mehrfachauflösungs-Spline Modell äquivalent ist. Und daraus folgt, dass hier Wavelet-Techniken angewendet werden können.

Fig. 2 zeigt ein Blockschaltbild eines mit einem Neurofuzzy-Lernalgorithmus ausgerüsteten Gefahrenmelders. Der mit dem Bezugszeichen M bezeichnete Melder ist beispielsweise ein Brandmelder und weist drei Sensoren 2 bis 4 für Brandkenngrößen auf. Beispielsweise ist ein optischer Sensor 2 für Streulicht- oder Durchlichtmessung, ein Temperatursensor 3 und ein Brandgas-, beispielsweise ein CO-Sensor 4, vorgesehen. Die Ausgangssignale der Sensoren 2 bis 4 sind einer Verarbeitungsstufe 1 zugeführt, welche geeignete Mittel zur Verarbeitung der Signale, wie zum Beispiel Verstärker aufweist, und gelangen von dieser in einen nachfolgend als μP 6 bezeichneten Mikroprozessor oder Mikrokontroller.

Im μP 6 werden die Sensorsignale sowohl untereinander als auch einzeln mit bestimmten Parametersätzen für die einzelnen Brandkenngrößen verglichen. Selbstverständlich ist die Anzahl der Sensoren nicht auf drei beschränkt. So kann auch nur ein einziger Sensor vorgesehen sein, wobei in diesem Fall aus dem Signal des einen Sensors verschiedene Eigenschaften, beispielsweise der Signalgradient oder die Signalfluktuations, extrahiert und untersucht werden. In den μP 6 sind softwaremässig ein Neuro-Fuzzy-Netz 7 und eine Gültigkeitsprüfung (Validierung) 8 integriert. Wenn das aus dem Neuro-Fuzzy-Netz 7 resultierende Signal als Alarmsignal gewertet wird, wird einer Alarmabgabevorrichtung 9 oder einer Alarmzentrale ein entsprechendes Alarmsignal zugeführt. Sollte die Validierung 8 ergeben, dass wiederholt oder regelmässig Störsignale auftreten, dann werden die im μP 6 gespeicherten Parametersätze entsprechend korrigiert.

Das Neuro-Fuzzy-Netz 7 ist eine Serie neuronaler Netze, welche die symmetrischen Skalierungsfunktionen $\varphi_{m,n}(x) = \varphi_{m,n}(x) = \varphi[(x-n)2^m]$ als Aktivierungsfunktion verwenden. Die Skalierungsfunktionen sind derart, dass $\{\varphi_{m,n}(x)\}$ eine Mehrfachauflösung bilden. Jedes neuronale Netz benutzt Aktivierungsfunktionen einer gegebenen Auflösung. Das m-te neuronale Netz optimiert die Koeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ mit $f_m(x)$, dem Ausgang des m-ten neuronalen Netzes.

$$f_m(x) = \sum \hat{c}_{m,n} \cdot \varphi_{m,n}(x) \quad (\sum \text{ über alle } n) \quad (5)$$

Die Koeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ werden mit der folgenden Gleichung berechnet:

$$\hat{c}_{m,n}(k) = \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \cdot y_i / \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \quad (\sum \text{ über alle } i = 1 \text{ bis } k) \quad (6)$$

wobei $y_k(x)$ der k-te Eingangspunkt und $\tilde{\varphi}_{m,n}(x)$ die duale Funktion von $\varphi_{m,n}(x)$ ist. Die beiden Gleichungen (5) und (6) bilden den Hauptalgorithmus des Neuro-Fuzzy-Netzes.

Bei jedem Iterationsschritt werden die Werte der verschiedenen neuronalen Netze kreuzweise überprüft (validiert), wozu eine Eigenschaft der Wavelet-Zerlegung, nämlich diejenige, dass die Approximationskoeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ eines Niveaus m aus den Approximations- und Wavelet-Koeffizienten des Niveaus m-1 durch Verwendung des Rekonstruktions- oder Zerlegungsalgorithmus gewonnen werden können.

Bei einer bevorzugten Ausführung ist $\tilde{\varphi}_{m,n}(x)$ eine Spline-Funktion zweiter Ordnung und $\varphi_{m,n}(x)$ eine Interpolationsfunktion. Bei einer zweiten Ausführung ist $\tilde{\varphi}_{m,n}(x)$ eine Spline-Funktion und $\varphi_{m,n}(x)$ die duale Funktion von $\tilde{\varphi}_{m,n}(x)$. In einer dritten Ausführung ist $\tilde{\varphi}_{m,n}(x) = \varphi_{m,n}(x)$, wobei $\varphi_{m,n}(x)$ die Haar-Funktion ist. In diesen Fällen ist die Implementierung des Lernalgorithmus in einen einfachen Mikroprozessor möglich.

In den Figuren 3a und 3b sind zwei Varianten eines Neuro-Fuzzy-Netzes 7 und der zugehörigen Validierungsstufe 8 dargestellt. Beim Beispiel von Fig. 3a wird das Eingangssignal in verschiedenen Auflösungsstufen als gewichtete Summe von Wavelets $\psi_{m,n}$ und Skalierfunktionen $\varphi_{m,n}$ mit einer gegebenen Auflösung approximiert. Die Validierungsstufe 8 vergleicht die Approximationskoeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ mit den Approximations- und Detailkoeffizienten der Wavelets auf dem Niveau der nächsttieferen Auflösungsstufe. Mit p und q sind Wavelet Rekonstruktions-Filterkoeffizienten bezeichnet.

Beim Beispiel von Fig. 3b wird das Eingangssignal in verschiedenen Auflösungsstufen als gewichtete Summe von Skalierfunktionen $\varphi_{m,n}$ mit einer gegebenen Auflösung approximiert. Die Validierungsstufe 8 vergleicht die Approximationskoeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ mit den Approximationskoeffizienten auf dem Niveau der nächsttieferen Auflösungsstufe. Mit g sind Wavelet Tiefpass-Zerlegungskoeffizienten bezeichnet.

Anstatt in einem Neuro-Fuzzy-Netz 7 kann die Bestimmung der genannten Koeffizienten in einem Schätzer (estimator) der in Fig. 4 dargestellten Art erfolgen. Dieser Schätzer ist ein sogenannter Mehrfachauflösungs-Spline-Estimator, welcher zur Abschätzung der Koeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ in der Gleichung $f_m(x) = \hat{c}_{m,n} \cdot \varphi_{m,n}(x)$ auf den Funktionen $\tilde{\varphi}_{m,n}(x)$ basierende Dual-Spline-Estimatoren verwendet. Man verwendet Wavelet-Spline-Estimatoren zur adaptiven Bestimmung der geeigneten Auflösung, um eine zugrundeliegende Hyperfläche in einem online-Lernprozess lokal zu beschreiben. Ein bekannter Schätzer ist der Nadaraya-Watson-Estimator, mit welchem die Gleichung der Hyperfläche $f(x)$ durch den folgenden Ausdruck abgeschätzt wird:

$$f(x) = \frac{\sum_{k=1}^K K((x-x_k)/\lambda) \cdot y_k}{\sum_{k=1}^K K((x-x_k)/\lambda)}. \quad (6)$$

Nadaraya-Watson-Estimatoren haben zwei interessante Eigenschaften, sie sind Schätzer der lokalen mittleren quadratischen Abweichung und es kann gezeigt werden, dass sie im Fall eines Zufallsdesigns sogenannten Bayes'sche-Schätzer von (x_k, y_k) sind, wobei (x_k, y_k) iid-Kopien einer kontinuierlichen Zufallsvariablen (X, Y) sind.

Die Spline-Funktionen $\varphi(x)$ und ihre Dualfunktion $\tilde{\varphi}(x)$ können als Schätzer verwendet werden. Wir verwenden zuerst die Funktion $\tilde{\varphi}(x)$ zur Abschätzung von $f(x)$ mit $\lambda = 2^{-m}$ (m ist eine ganze Zahl) an x_n mit $x_n \cdot 2^m \in \mathbb{Z}$:

Mit Verwendung der Symmetrie von $\tilde{\varphi}(x)$ ist Gleichung (6) für die duale Spline-Funktion äquivalent zur Verwendung eines bei x_n zentrierten Schätzers:

$$\hat{f}(x_n) = \frac{\sum_{k=1}^{k_{\max}} \tilde{\varphi}((x_k - x_n) \cdot 2^m) \cdot y_k}{\sum_{k=1}^{k_{\max}} \tilde{\varphi}((x_k - x_n) \cdot 2^m)}. \quad (7)$$

Der Erwartungswert des Zählers in Gleichung (7) ist proportional zum Approximationskoeffizienten $c_{m,n}$. Gleichung (6) liefert eine Schätzung von $\hat{c}_{m,n}$ in $f_m(x) = \sum \hat{c}_{m,n} \cdot \varphi_{m,n}(x)$:

$$\hat{c}_{m,n} = \hat{f}(x_n). \quad (8)$$

In der Figur 4 sind die zur Verfügung stehenden Daten (Werte) mit einem kleinen Quadrat bezeichnet, ihre Projektion auf duale Spline-Funktionen mit einem kleinen Kreis und die Abschätzung auf einem regelmässigen Gitter mit einem Kreuzchen.

Zur Validierung des Koeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ sind zwei Bedingungen notwendig:

$$\left| \hat{c}_{m,n} - \sum_p g_{p-2n} \cdot \hat{c}_{m+1,p} \right| < \Delta \quad (9)$$

wobei die Filterkoeffizienten g dem Tiefpass-Zerlegungs-Koeffizienten für Spline-Funktionen entsprechen. Ausserdem wird gefordert, dass

$$\left| \sum_{k=1}^{k_{\max}} \tilde{\varphi}((x_k - x_n) \cdot 2^m) \right| > T \quad (10)$$

damit Teilungen durch sehr kleine Werte verhindert werden.

Die Stärke dieser Methode liegt darin, dass die Berechnung eines Koeffizienten $\hat{c}_{m,n}$ die Speicherung von lediglich zwei Werten erfordert, des Zählers und des Nenners in Gleichung (7). Das Verfahren ist daher sehr gut für online-Lernen mit einem einfachen Mikroprozessor mit geringer Speicherkapazität geeignet.

Das Verfahren ist leicht an Dichte-Abschätzung anpassbar, indem die Gleichung (7) und (8) durch die folgende Gleichung ersetzt werden:

$$\hat{c}_{m,n} = 1/k_{\max} \cdot \sum_{k=1}^{k_{\max}} \tilde{\varphi}_{m,n}(x_k) \cdot y_k \quad (11)$$

Patentansprüche

1. Verfahren zur Verarbeitung der Signale eines Gefahrenmelders, welcher mindestens einen Sensor (2, 3, 4) zur Überwachung von Gefahrenkenngrossen und eine dem mindestens einen Sensor (2, 3, 4) zugeordnete Auswerteelektronik (1) aufweist, in welcher ein Vergleich der Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4) mit vorgegebenen Parametern erfolgt, dadurch gekennzeichnet, dass die Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4) daraufhin analysiert werden, ob sie vermehrt oder regelmässig auftreten, und dass vermehrt oder regelmässig auftretende Signale als Störsignale klassiert werden.
2. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, dass die Klassierung von Signalen als Störsignale eine entsprechende Anpassung der Parameter auslöst.
3. Verfahren nach Anspruch 2, dadurch gekennzeichnet, dass beim Auftreten von Störsignalen vor der Anpassung der Parameter das Ergebnis der Analyse der Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4) auf seine Gültigkeit überprüft wird, und dass die Anpassung der Parameter in Abhängigkeit vom Ergebnis dieser Gültigkeitsprüfung erfolgt.
4. Verfahren nach Anspruch 3, dadurch gekennzeichnet, dass die Gültigkeitsprüfung mittels Methoden erfolgt, welche auf Mehrfachauflösung beruhen.
5. Verfahren nach Anspruch 4, dadurch gekennzeichnet, dass für die Gültigkeitsprüfung Wavelets, vorzugsweise „biorthogonal“ oder „second generation“ wavelets oder „lifting scheme“ verwendet werden.
6. Verfahren nach Anspruch 5, dadurch gekennzeichnet, dass die Erwartungswerte für die Approximations- oder die Approximations- und Detailkoeffizienten der Wavelets bestimmt und bei verschiedenen Auflösungen verglichen werden.
7. Verfahren nach Anspruch 6, dadurch gekennzeichnet, dass die Bestimmung der genannten Koeffizienten in einem Schätzer oder mittels eines neuronalen Netzes erfolgt.
8. Gefahrenmelder mit Mitteln zur Durchführung des Verfahrens nach Anspruch 1, mit mindestens einem Sensor (2, 3, 4) für eine Gefahrenkenngrosse und mit einer einen Mikroprozessor (6) enthaltenden Auswerteelektronik (1) zur Auswertung und Analyse der Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4), dadurch gekennzeichnet, dass der Mikroprozessor (6) ein Software-Programm mit einem auf Mehrfachauflösung beruhenden Lernalgorithmus für die Analyse der Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4) enthält.
9. Gefahrenmelder nach Anspruch 9, dadurch gekennzeichnet, dass durch den Lernalgorithmus einerseits eine Analyse der genannten Sensorsignale auf deren wiederholtes oder regelmässiges Auftreten und andererseits eine Gültigkeitsprüfung des Ergebnisses der

Analyse erfolgt, und der Lernalgorithmus für die Gültigkeitsprüfung Wavelets, vorzugsweise „biorthogonal“ oder „second generation“ wavelets, verwendet.

10. Gefahrenmelder nach Anspruch 9, dadurch gekennzeichnet, dass der Lernalgorithmus Neuro-Fuzzy-Methoden verwendet.

11. Gefahrenmelder nach Anspruch 10, dadurch gekennzeichnet, dass der Lernalgorithmus die beiden Gleichungen

$$f_m(x) = \sum \hat{c}_{m,n} \cdot \varphi_{m,n}(x) \quad (\sum \text{ über alle } n) \quad \text{und}$$

$$\hat{c}_{m,n}(k) = \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \cdot y_i / \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \quad (\sum \text{ über alle } i = 1 \text{ bis } k)$$

enthält, in denen $\varphi_{m,n}$ Skalierfunktionen, $\hat{c}_{m,n}$ Approximations-Koeffizienten und y_k den k-ten Eingangspunkt des neuronalen Netzes bezeichnet und $\tilde{\varphi}_{m,n}$ die duale Funktion von $\varphi_{m,n}$ ist.

Zusammenfassung

Die Signale eines Gefahrenmelders, welcher mindestens einen Sensor (2, 3, 4) zur Überwachung von Gefahrenkenngrossen und eine dem mindestens einen Sensor (2, 3, 4) zugeordnete Auswerteelektronik (1) aufweist, werden mit vorgegebenen Parametern verglichen. Ausserdem werden die Signale daraufhin analysiert, ob sie vermehrt oder regelmässig auftreten, und vermehrt oder regelmässig auftretende Signale werden als Störsignale klassiert. Die Klassierung von Signalen als Störsignale löst eine entsprechende Anpassung der Parameter aus. Beim Auftreten von Störsignalen wird vor der Anpassung der Parameter das Ergebnis der Analyse der Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4) auf seine Gültigkeit überprüft; und die Anpassung der Parameter erfolgt in Abhängigkeit vom Ergebnis dieser Gültigkeitsprüfung.

Ein Gefahrenmelder mit Mitteln zur Durchführung dieses Verfahrens enthält mindestens einen Sensor (2, 3, 4) für eine Gefahrenkenngrosse und einen Mikroprozessor (6) enthaltende Auswerteelektronik (1) zur Auswertung und Analyse der Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4). Der Mikroprozessor (6) enthält ein Software-Programm mit einem auf Mehrfachauflösung beruhenden Lernalgorithmus für die Analyse der Signale des mindestens einen Sensors (2, 3, 4).

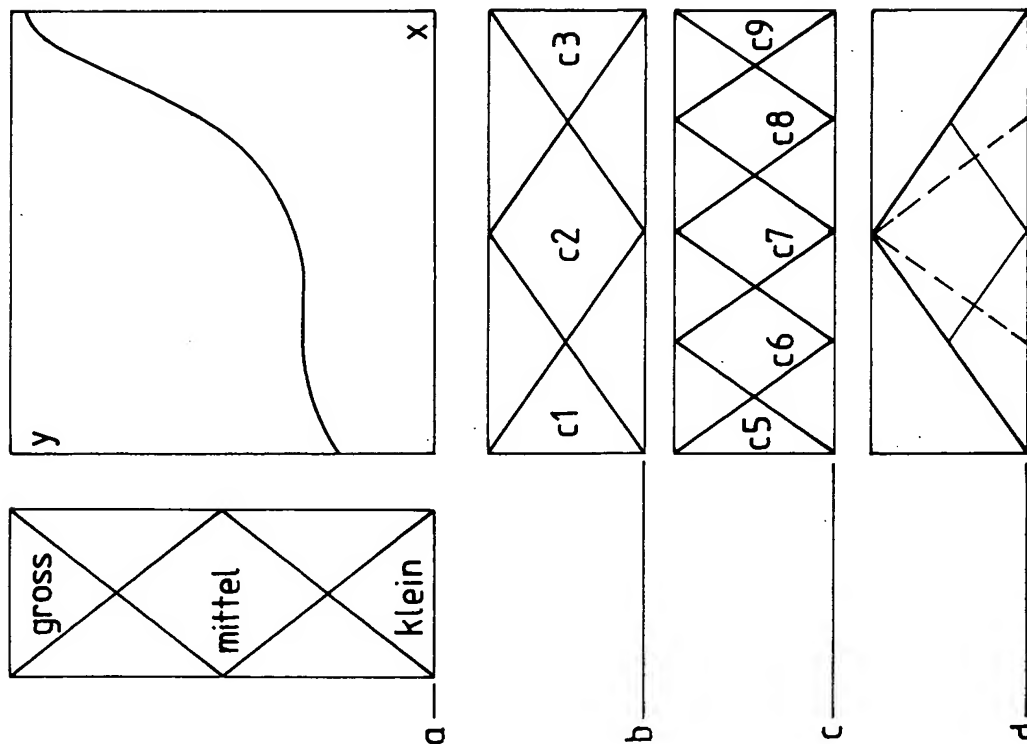


FIG. 1

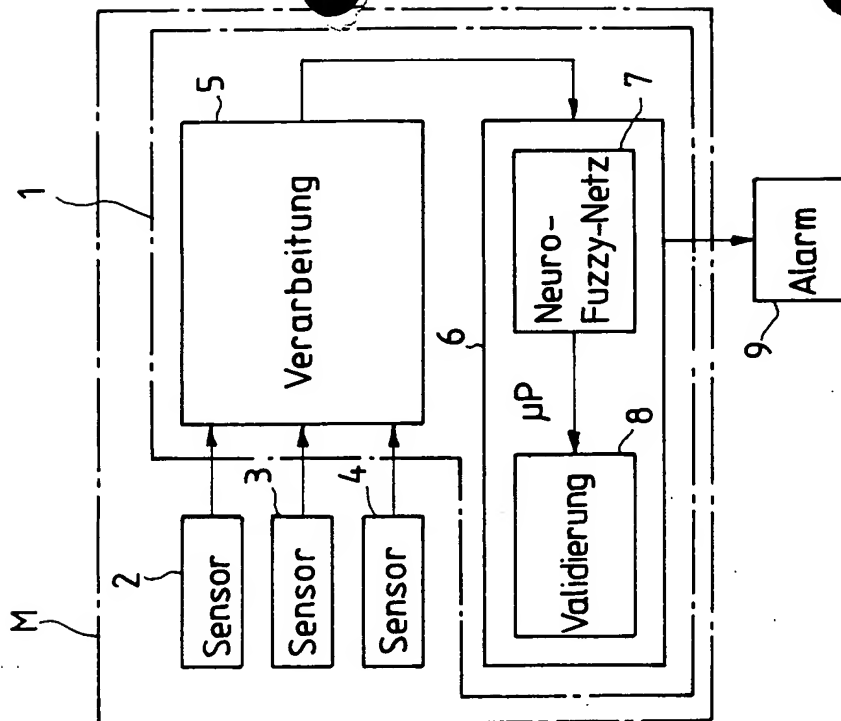
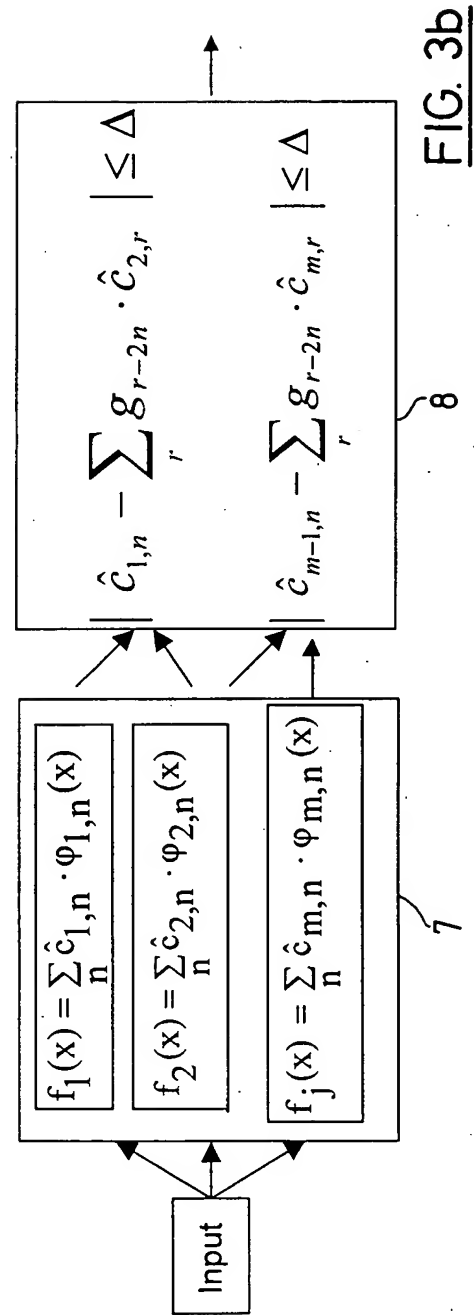
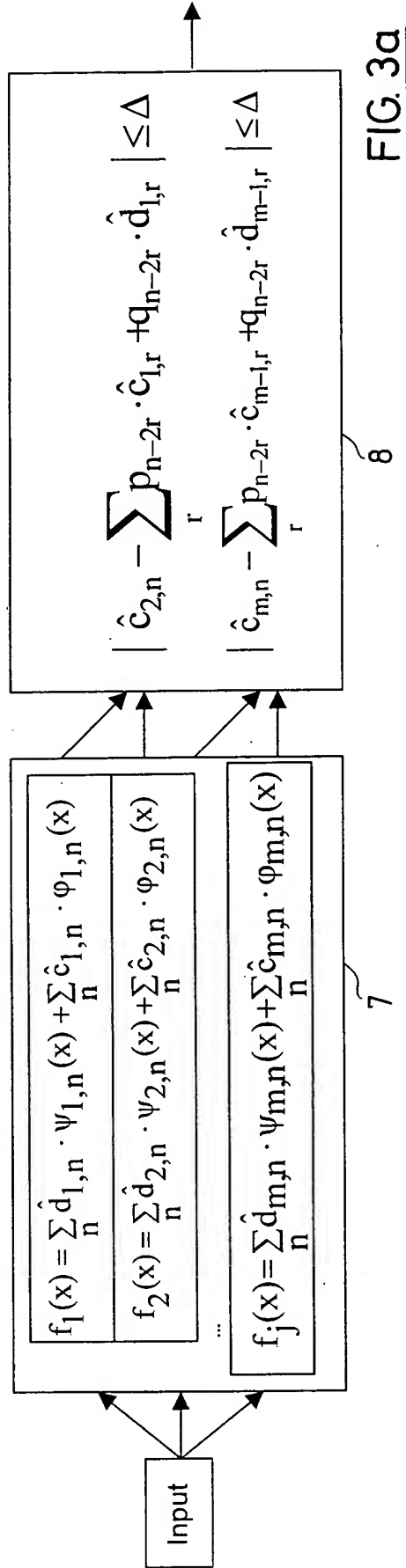


FIG. 2



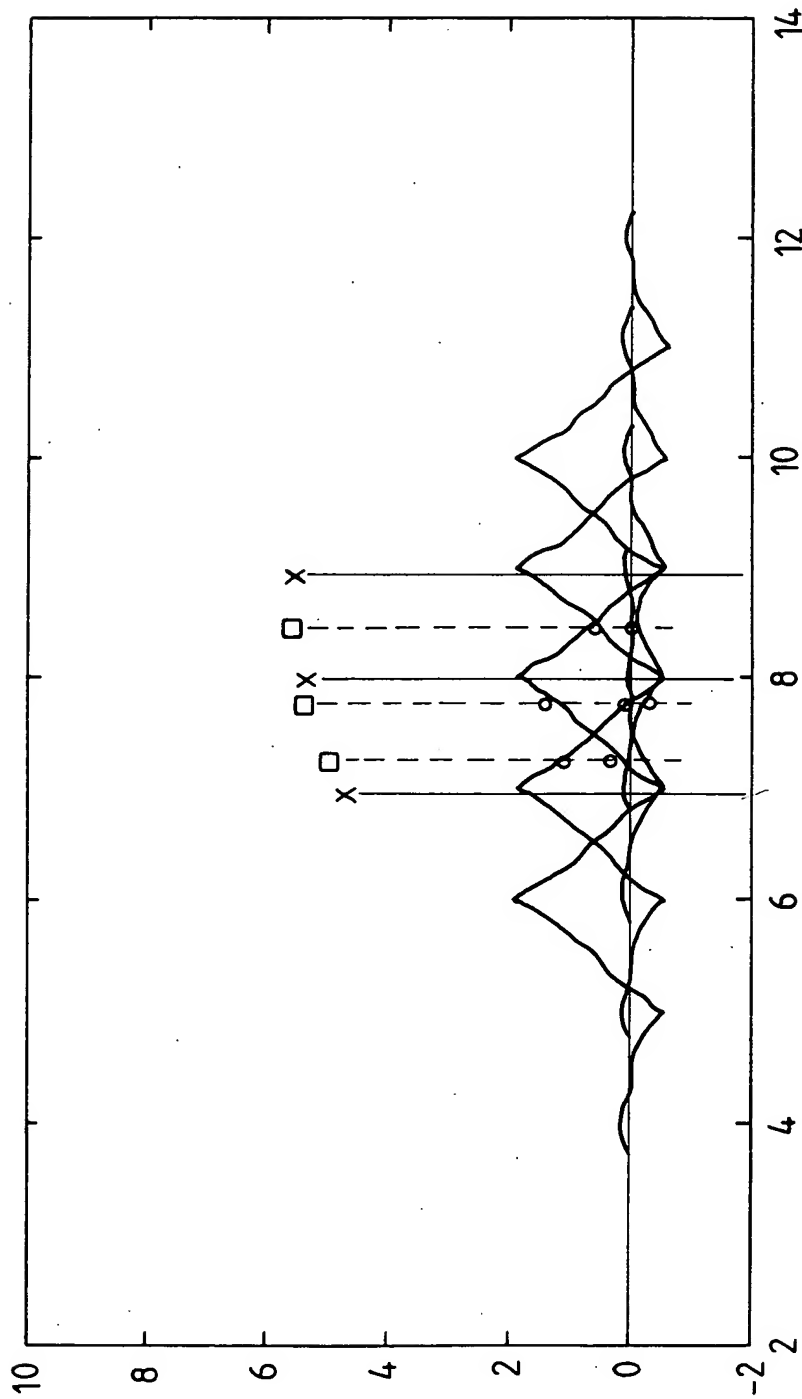


FIG. 4